

# SISTEMA TUTOR INTELIGENTE HÍBRIDO COM TRANSPOSIÇÃO DIDÁTICA DE CONTEÚDO ORIENTADA POR CONHECIMENTO ESPECIALISTA E MAPAS AUTO-ORGANIZÁVEIS

Sirlon Diniz de Carvalho, Edna Lúcia Flôres, Francisco Ramos de Melo,  
Luiz Fernando Batista Loja, Milena Bueno Pereira Carneiro

Universidade Federal de Uberlândia, Faculdade de Engenharia Elétrica, Uberlândia – Minas Gerais  
sirlondiniz@gmail.com, edna@ufu.br, chicorm@gmail.com, luizloja@gmail.com, milenabueno@yahoo.com

**Resumo** – Este artigo apresenta um modelo híbrido de sistema tutor inteligente baseado nas redes neurais Mapas Auto-Organizáveis (SOM) e em conhecimento especialista para a construção da estratégia de ensino, responsável pela orientação do estudante na transposição didática de conteúdos. O modelo tem a característica adaptativa e reativa para oferecer a ensino personalizado e individual para o estudante. Este trabalho apresenta o processo de desenvolvimento do modelo híbrido, incluindo o sistema com orientação especialista, base para a aprendizagem inicial, também utilizado para a coleta de dados componentes do conjunto de treinamento das redes neurais. A primeira parte do estudo aborda a história e o contexto de sistemas tutores inteligentes, os fundamentos teóricos que caracterizam a tecnologia de redes neurais, com ênfase no modelo SOM, de acordo com a concepção teórica de seu criador. Os resultados mostram o comportamento do sistema com orientação especialista e com decisão híbrida, este último baseado no conjunto de padrões gerados pelo comportamento de estudo do alunos. Também mostra a capacidade de resposta da rede SOM na definição da estratégia de ensino. As conclusões indicam que a aplicação da tecnologia híbrida em sistemas tutores inteligentes é viável, pois inclui o conhecimento do professor e a forma de estudo dos aprendizes na construção das estratégias de ensino.

**Palavras-Chave** – Sistema Tutor Inteligente, Mapas Auto-Organizáveis, SOM, Kohonen, STI baseado em redes neurais artificiais.

## HYBRID INTELLIGENT TUTORING SYSTEM WITH DIDACTIC TRANSPOSITION OF THE SUBJECTS GUIDED BY EXPERT KNOWLEDGE AND SELF ORGANIZING MAPS

**Abstract** - This paper presents a hybrid model of intelligent tutoring system based on Self Organizing Maps (SOM) neural networks and expert knowledge for the construction of a teaching strategy, responsible for guiding student in didactic transposition of the subjects. The model has the feature adaptive and reactive to offer the personalized and individual instruction to student. This paper presents the development process of the

hybrids model, including the system with specialist knowledge base for early learning and also for the data collection components of the training of neural networks. The first part of study discusses the history and context of intelligent tutoring systems, the theoretical foundations that characterize the technology of neural networks, with emphasis on SOM, according to the theoretical conception of its creator. The results show the behavior of the system with expert guidance and the hybrid decision. This decision is based on the set of patterns generated by the behavior of the learner's study. Also shows the responsiveness of SOM in the definition of a teaching strategy. The findings indicate that the application of hybrid technology in intelligent tutoring systems is appropriate, thus it includes the teacher's knowledge and the way of the apprentices' study in the construction of teaching strategies.

**Keywords** - Intelligent Tutoring Systems, Self Organizing Maps, SOM, Kohonen, ICAI based on artificial neural networks.

## I. INTRODUÇÃO

Diversas áreas têm trabalhado em pesquisas de novas tecnologias, modelos e metodologias para se aplicar na educação a distância e em sistemas de ensino computadorizados. Durante muitas décadas, estudos sobre Sistemas Tutores Inteligentes têm sido apresentados na área de Engenharia da Computação, com mais ênfase na linha de Inteligência Artificial. Para ser considerado inteligente, um sistema tutor deve ter um comportamento semelhante ao tutor humano, sendo capaz, entre outras coisas, de oferecer um ensino adaptativo, reativo, flexível e personalizado[1].

Neste trabalho são apresentadas as etapas de criação de um modelo de sistema tutor inteligente (STI) híbrido, com orientação de estudo que toma por base o conhecimento especialista subsidiado por redes neurais artificiais Self Organizing Maps, também denominadas mapas de Kohonen.

A Inteligência Artificial tem estudado a construção de sistemas tutores inteligentes sob diversas técnicas e abordagens na intenção de prover um ensino adaptativo, contextualizado, direcionado e flexível ao perfil do estudante.

Estudos tem mostrado as vantagens de se utilizar a tecnologia da informação no ensino, o que tem promovido altos investimentos em ambientes virtuais de educação. O computador tem sido empregado para treinamentos tanto no âmbito presencial, como apoio didático, quanto no ensino a distância. Universidades virtuais são hoje uma realidade,

com propostas de ensino em níveis de treinamento, graduação e pós-graduação.

O tema deste trabalho está inserido nesse contexto, reforçando a atuação da Engenharia da Computação na construção de modelos que possam auxiliar na aplicabilidade de tecnologia da informação no ensino. Também explora-se aqui a aplicação de redes neurais artificiais na construção de sistemas tutores inteligentes, área pouco aplicada para esse fim, unindo também o conhecimento especialista, este último mais consagrado na construção STIs.

As próximas seções deste artigo estarão organizadas da seguinte maneira: na seção 2 será apresentado um histórico de ambientes virtuais de educação. Na seção 3 será apresentada a fundamentação dos Mapas Auto-Organizáveis ou, pelo Inglês, Self Organizing Maps (SOM), que são as redes neurais utilizadas neste trabalho. A seção 4 descreverá o modelo híbrido de sistema tutor inteligente com transposição de conteúdos didáticos orientados pelo conhecimento especialista e redes neurais artificiais SOM. A seção 5 apresentará os resultados dos experimentos obtidos. Por fim, na seção 6 estarão as considerações finais.

## II. AMBIENTES VIRTUAIS DE EDUCAÇÃO

Desde a década de cinquenta o computador tem sido empregado na Educação como ferramenta auxiliar na tarefa de ensino-aprendizagem. Os primeiros sistemas computacionais aplicados na educação são classificados como Instrução Assistida por Computador ou Sistemas CAI (CAI, do inglês Computer-Assisted Instruction). Tais sistemas não incluem técnicas de Inteligência Artificial em sua concepção [1].

Com o avanço das técnicas de Inteligência Artificial nasceu neste meio um novo paradigma de sistemas educacionais, denominados ICAI (do inglês Intelligent Computer-Assisted Instruction) ou Sistemas Tutores Inteligentes. Nesta nova geração os sistemas passaram a integrar IA em sua construção, tornando-se capazes de representar determinados domínios e de se adaptar às características do aprendiz [1].

O modelo tradicional de ICAI utiliza IA Simbólica e é constituído basicamente por cinco partes: a base de domínio, o modelo do aluno, as estratégias de ensino, interface e módulo de controle, além do próprio usuário que é o estudante. A base de domínio é o componente que age como o especialista e desempenha a função de fonte de conhecimento a ser apresentada. O modelo do aluno representa o conhecimento e as habilidades cognitivas do usuário em um determinado momento. As estratégias de ensino constituem o modelo pedagógico em si. A interface é a responsável pela apresentação do material instrucional e pela manipulação do progresso do estudante e, por fim, módulo de controle é o responsável pela coordenação geral do tutor. Os sistemas ICAI construídos sob o paradigma simbólico da IA tem sua base de domínio ancoradas, basicamente, pelo conhecimento conceitual do professor, denominado especialista [2].

Em 2006, Raabe e Giraffa [3], apresentaram uma alternativa para o modelo tradicional de ICAI em que sua concepção tinha como base, além da estrutura tradicional, a aplicação da Teoria das Experiências de Aprendizagem

Mediadas. Nesse modelo, o professor torna-se parte ativa do processo de decisão, uma vez que suas ações são incluídas no modelo do tutor.

Modelos Inteligentes utilizando Redes Neurais Artificiais foram desenvolvidos por Carvalho [4] e Melo [5], que demonstraram a viabilidade de aplicação de IA conexionista em Sistemas Tutores Inteligentes. Esses modelos se diferenciavam dos ICAIs tradicionais por não dependerem unicamente do conhecimento especialista para a modelagem do sistema. Tal flexibilidade permitiu que o comportamento dos próprios alunos, durante o estudo utilizando um determinado modelo não dotado de inteligência, se tornasse base para a geração dos padrões usados para aprendizagem das redes neurais e consequente ações do tutor.

Apesar dos bons resultados apresentados e da viabilidade de aplicação de modelos conexionistas, os modelos propostos por [4] e [5] demandavam, para começar a ser utilizado, de extensas coletas de dados para o treinamento das redes, além de necessitar de ajustes nos códigos das redes neurais para indicar os melhores formatos: tamanho da rede, quantidade de neurônios etc.

Em 2007, Martins e Afonseca [6] apresentaram um modelo de Sistema Tutor Inteligente, cujas decisões utilizavam o paradigma de Aprendizagem por Reforço. Nesse modelo, a aprendizagem para a tomada de decisão ocorre com a utilização do sistema tutor pelos estudantes. Embora o sistema tenha mostrado bons resultados, ele começava a ser utilizado sem que nenhum conhecimento prévio estivesse disponível.

Em 2010, Markowska-Kaczmar [7] apresentou uma pesquisa sobre as principais técnicas utilizadas na construção de sistemas de e-learning com capacidade adaptativa, entre elas a aplicação de agrupamentos utilizando a rede SOM.

Neste contexto, este trabalho apresenta uma nova proposta de modelo híbrido de sistema tutor inteligente com transposição de conteúdos didáticos orientados pelo conhecimento especialista e pelas redes neurais artificiais SOM. A rede neural auxilia na orientação especialista, promovendo um refinamento das regras com base na forma com que os estudantes navegam pelos conteúdos didáticos.

A seguir faz-se uma descrição da rede neural SOM, utilizada no modelo.

## III. MAPAS AUTO-ORGANIZÁVEIS

Desenvolvida por Teuvo Kohonen na década de oitenta [8], a rede neural Self Organizing Map teve sua concepção inspirada no mapa topológico presente no córtex cerebral.

Na rede SOM, neurônios próximos na disposição do mapa devem responder por funções similares (específicas), tal como no cérebro de animais mais evoluídos.

Os Mapas Auto-Organizáveis são constituídos basicamente por uma camada, além da camada de entrada, onde cada sinal do mundo externo é percebido por um neurônio sensorial. Seu treinamento é baseado no algoritmo de aprendizagem por competição. Nesse modelo específico de rede, os neurônios da camada de saída competem entre si para ver qual deles possui maior semelhança com o padrão apresentado, entretanto, não existem conexões físicas entre eles. Os neurônios são localmente interconectados por uma relação de vizinhança, que determina a topologia do mapa.

A determinação do neurônio vencedor em uma rede SOM pode ser feita utilizando qualquer métrica. Porém, o mais usual é verificar qual neurônio possui a menor distância euclidiana em relação ao padrão apresentado [9].

Na rede SOM os pesos são associados a cada neurônio e são correspondentes à quantidade de entradas. Logo, se forem consideradas três entradas de cores R, G e B (red, green e blue), por exemplo, haverá um vetor de pesos igual a três, como pode ser visto na Fig. 1.

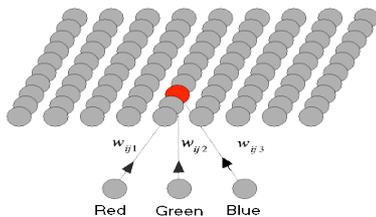


Fig. 1. Estrutura da Rede SOM.

O algoritmo básico de treinamento de uma rede SOM não possui alto nível de complexidade e seu treinamento é feito em duas fases: ordenação global e ajuste fino (convergência).

O modelo SOM foi utilizado neste trabalho devido à sua capacidade de agrupamento. Pressupõe-se, para este trabalho, que a forma de navegação ou estratégia de aprendizado está amparada na semelhança de perfis de estudo dos alunos.

#### IV. MODELO HÍBRIDO DE STI

A construção do modelo proposto ocorreu em dois momentos. Primeiro foi construído um sistema em que a estratégia de ensino é puramente especialista. Em um segundo momento, a decisão híbrida foi incluída para definir a estratégia pedagógica definida pelo professor. A decisão de orientação especialista é baseada em regras do professor, enquanto a decisão híbrida utiliza redes neurais artificiais SOM para refinar essa decisão.

A decisão especialista, ao mesmo tempo em que permite ao aprendiz estudar de forma orientada, segundo indicações do professor que concebeu o curso, também é fonte de coleta dados que se tornam base para o treinamento das redes neurais. Mesmo sendo orientado pelo professor, o tutor proporciona ao aprendiz a liberdade de escolha de qual conteúdo estudar. Dessa forma, o sistema orienta na busca da melhor estratégia de ensino.

A decisão híbrida utiliza as redes neurais artificiais para a orientação de estudos, refinando as regras especialistas. A orientação híbrida é elaborada com base nas características dos aprendizes que estudaram no sistema com decisão puramente especialista, de onde foram gerados os padrões para o treinamento das redes neurais. A consequente adaptação do tutor é também feita com base na forma com que os alunos realmente estudam, atribuindo características de maior proximidade da forma humana de agir. Desse modo, o modelo híbrido atua estruturando uma composição de estratégias de ensino, denominadas, em um STI tradicional, base de domínio.

#### A. A orientação especialista

A primeira etapa do projeto foi a concepção de um sistema tutor com orientação especialista, cujas características são similares às do tutor híbrido, porém, a estratégia de ensino é definida pelo professor criador do conteúdo. Sua estrutura básica pode ser vista na Fig. 2. O Navegador Orientador presente na figura é a parte da interface responsável por apresentar as orientações de estudos ao aprendiz.

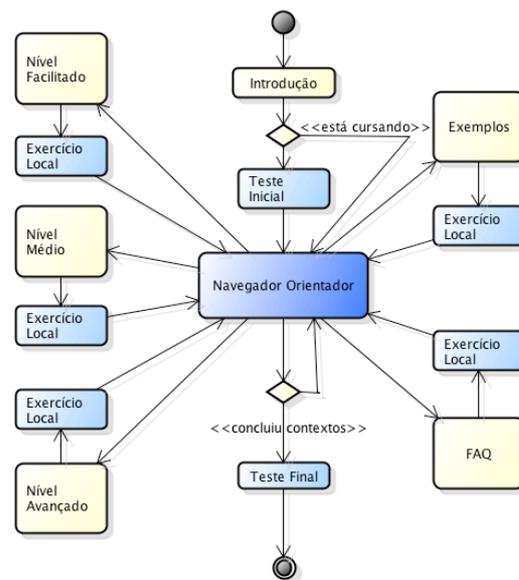


Fig. 2. Estrutura da Rede SOM.

O tutor com orientação especialista possui uma estrutura que permite a criação de cursos distribuídos em unidades didáticas ou assuntos, distribuídos em níveis. Esta estrutura foi inspirada na transposição didática proposta por Chevallard [10]. As unidades didáticas são constituídas por uma sequência de textos, dispostos em cinco níveis distintos, além dos testes inicial e final. Destes cinco níveis, três podem ser considerados como principais (facilitado, médio e avançado) e os outros dois como níveis auxiliares (FAQs ou respostas a perguntas frequentes e exemplos). Cada um dos níveis é seguido de exercício relacionado ao conteúdo daquela unidade didática e nível. O estudante começa o curso realizando um teste inicial que tem a função de mensurar o seu conhecimento prévio sobre o curso. Depois de executado o teste inicial, o aprendiz é remetido ao nível mais adequado ao seu perfil de conhecimento. Depois de estudado este nível e respondido ao exercício correspondente, o estudante é exposto a uma página de navegação onde lhe é apresentada uma orientação de qual o próximo passo a seguir, podendo ser um outro nível do mesmo assunto ou, quando for o caso, uma nova unidade didática. Se desejar prosseguir, mesmo depois de visitados outros níveis, o tutor sempre o conduzirá ao nível mais adequado, de acordo com o seu desempenho global (resultado nos exercícios das unidades didáticas já estudadas), para contextos intermediários, ou de acordo com o seu desempenho no teste inicial (média do teste inicial), no início do tutor.

Na orientação especialista é atribuído ao professor a tarefa de construir a estratégia de ensino responsável por orientar o estudante na transposição didática de conteúdos, seja ela

entre unidades didáticas distintas ou mesmo entre níveis de uma mesma unidade. Porém, o aluno tem a liberdade de escolher de acordo com sua necessidade e interesse.

### *B. Orientação híbrida*

O tutor com orientação híbrida segue a mesma estrutura de distribuição de unidades didáticas mostrado na Figura 2, ou seja, testes inicial e final, níveis facilitado, médio, avançado, FAQs e exemplos. A grande diferença entre um modelo e outro é com relação à estratégia de ensino. No tutor híbrido, a orientação existente no modelo especialista é complementada pela tomada de decisão da rede neural SOM. Compete, então, à rede neural refinar a estratégia de ensino, responsável por orientar o aprendiz na transposição de conteúdo mais adequada ao seu perfil e desempenho. Dessa forma, a decisão do especialista é refinada pela decisão neural.

Na mesma linha de raciocínio abordada pelo tutor com orientação especialista, no tutor híbrido o estudante é submetido às avaliações inicial e final. Contudo, neste último modelo a indicação de qual nível visitar e em qual ordem fazê-lo é definida pela decisão da rede e pelo conhecimento especialista. Nesse caso a rede atua ajustando a estratégia de ensino especialista com base na aprendizagem obtida no conjunto de padrões dos estudantes que já utilizaram o sistema.

As características dos textos e exercícios seguem inalteradas nos tutores com orientação especialista e híbrido, mantendo uma coerência entre os dados coletados durante a navegação com orientação especialista, também destinados ao treinamento das redes neurais. Dessa forma, mantém-se, em ambos os tutores, a mesma correlação de layouts, cores, textos etc.

No tutor híbrido há uma única rede neural que indica a decisão de navegação a ser indicada ao aprendiz. Ao término da leitura do conteúdo de uma unidade didática e resposta do respectivo exercício, os dados captados naquele instante são submetidos à rede neural para a tomada de decisão. A rede neural atua na orientação de transposição entre níveis de conteúdos, enquanto a decisão especialista prevalece para transposição entre unidades didáticas diferentes.

No tutor híbrido, assim como no tutor com orientação especialista, cada passo do estudante é registrado em um banco de dados. Os registros resultantes são usados para submissão à rede neural, para decisão do próximo passo, bem como para a evolução do modelo neural, a partir de um novo treinamento.

O tutor híbrido pode ser utilizado para qualquer curso ou conteúdo, desde que ele possa ser oferecido com a mesma estrutura de distribuição de níveis que possibilite a transposição didática. Para tanto, torna-se necessário apenas a inclusão do novo curso no tutor. Além disso, a elasticidade implementada no treinamento das redes neurais possibilita a aplicação imediata do curso criado, bem como o treinamento a qualquer instante, sem a interferência de um especialista no modelo neural utilizado.

### *C. Ambiente de Desenvolvimento*

Tanto o tutor especialista, como o modelo híbrido, foram construídos com o uso da tecnologia Ruby® e os dados foram armazenados no PostgreSQL. Os valores das variáveis

temporais e de comportamento (latências, satisfação etc.) foram capturadas com a utilização do JavaScript. Isto garante maior precisão e fidedignidade aos registros, uma vez que o JavaScript atua no lado cliente (navegador), evitando assim os retardos inerentes à comunicação. O treinamento das redes neurais foi executado com a utilização da mesma linguagem. O objetivo da escolha está pautado na filosofia de uso de softwares livres, o que minimiza investimentos com programas proprietários. Os sistemas foram hospedados em uma solução de computação nas nuvens (cloud computing), baseada no sistema Xen.

### *D. Rotulação dos neurônios*

A rede neural SOM tem apenas uma camada e, na sua forma mais simples, ela é utilizada apenas para informar qual é o neurônio vencedor ou o que mais se adaptou a um determinado padrão. No caso específico deste trabalho, cada neurônio deve ser capaz de decidir entre cinco níveis distintos de orientação (cinco classes pré-definidas). Assim, a rede neural, além de determinar o neurônio vencedor, deve habilitar a este indicar qual dos próximos possíveis níveis o aluno deverá visitar. Por exemplo, a partir do nível médio de uma determinada unidade didática, o estudante pode visitar os níveis facilitado, médio do próximo assunto, avançado, FAQs ou exemplos.

Para permitir aos neurônios tomar decisões variadas, foi criado um processo de rotulação que consiste em associar um vetor de probabilidade de decisão a cada neurônio, que indica qual nível ele deve sugerir. A rotulação ocorre apenas depois do treinamento das redes neurais, quando cada exemplo treinado é mapeado na rede, reforçando qual o próximo passo que o neurônio deverá indicar, com base no passo seguinte executado pelo estudante (bem sucedido) que gerou o padrão.

## V. RESULTADOS

### *A coleta de dados*

Para compor o conjunto de treinamento utilizado na experimentação do modelo híbrido, foram realizadas três coletas de dados utilizando o tutor com orientação especialista. Trinta e dois estudantes dos anos iniciais do ensino técnico integrado se submeteram à experiência. Desse total, quatorze pertencem ao curso Técnico Integrado em Informática, oito ao curso Técnico Integrado em Química e dez são do curso Técnico Integrado em Mecânica. Durante a coleta do último grupo, a conexão de internet apresentou problemas e a coleta foi interrompida, sendo reiniciada no dia seguinte. Apesar do sistema estar preparado para recomençar o curso do local em que foi interrompido, decidiu-se desconsiderar os dados desse grupo para a composição do conjunto de treinamento. A decisão de descarte se baseia no receio de que a descontinuidade pudesse gerar padrões diferentes ou com ruídos. Portanto, os dados de vinte e dois estudantes foram selecionados para a composição do conjunto de exemplos.

Antes de os alunos serem submetidos à navegação para a coleta de dados no modelo com orientação especialista, foi distribuído material explicativo sobre o sistema. As principais características do tutor foram expostas, de modo a

minimizar problemas inerentes à navegação. Também foram transmitidas informações sobre o software, tais como estrutura, ambiente de desenvolvimento e tempo médio para conclusão do curso proposto. Além disso, foi construído um curso básico no próprio sistema, cujo tema versava sobre a própria pesquisa e sobre a forma de navegação no tutor.

#### A. Conjunto de treinamento

Os dados de vinte e dois estudantes foram selecionados para a composição do conjunto de exemplos e produziram os resultados mostrados a seguir.

Os testes inicial e final, compostos de quinze questões cada, produziram 660 (seiscentos e sessenta) registros. Em cada um existem informações da navegação, incluindo o nível de acerto, latência (tempo em milissegundos) e grau de satisfação.

O curso utilizado na coleta possui quinze unidades didáticas ou assuntos, divididos em cinco níveis cada, onde cada um desses níveis possui um exercício associado. As visitas a essas unidades e seus respectivos exercícios produziram 624 (seiscentos e vinte e quatro) registros de leitura de textos e o mesmo número de respostas aos exercícios, totalizando 1248 (um mil duzentos e quarenta e oito) padrões.

Em cada registro de navegação, foram armazenados os seguintes dados: latências (em milissegundos), grau de satisfação, sequência ou ordem de visitação e nível de acerto (quando exercício), além dos dados que permitem identificar o registro. Portanto, os padrões são compostos por nove entradas: latência de leitura do texto, grau de satisfação do texto, latência de resposta do exercício, grau de satisfação em relação ao exercício, desempenho local ou nível de acerto do exercício, desempenho global ou média geral no curso, resultado médio obtido no teste inicial, unidade didática e nível atuais.

Neste trabalho pressupõe-se que a decisão de qual o próximo nível ou assunto estudar é afetada pela situação atual, uma vez que ela terá influência no passo seguinte do estudante. Portanto, os dados que compõem o conjunto de treinamentos da rede são restringidos àqueles em que a decisão atual do estudante (tempo  $t$ ) tenha influenciado positivamente no resultado obtido no próximo item estudado (tempo  $t + 1$ ). Ou seja, são utilizados para o treinamento apenas as decisões que tenham proporcionado um nível de acerto do próximo nível ou unidade didática estudada.

Com a seleção dos dados, o número de registros qualificados para compor o conjunto de exemplos utilizado no treinamento da rede reduziu para 992 (novecentos e noventa e dois). Desses, 462 (quatrocentos e sessenta e dois) são informações de leitura de textos e o mesmo número de registros de resposta a exercícios. Além dos registros em que a decisão atual não tenha resultado em acerto no passo seguinte, excluiu-se ainda os últimos registros de cada estudante, pois eles sempre conduzem ao teste final do tutor.

#### B. Conjunto de treinamento

Com a estrutura desenvolvida para o tutor com orientação especialista, o estudante tem a opção de navegar por quaisquer dos níveis das unidades didáticas ou, no pior dos casos, a pelo menos um nível de cada assunto. O número médio de visitas a unidades didáticas durante a coleta de

dados no tutor com orientação especialista foi de 28,36, o que indica uma média de quase dois níveis visitados por conteúdo.

O resultado obtido nos exercícios durante a coleta de dados é mostrado no gráfico da Fig. 3.

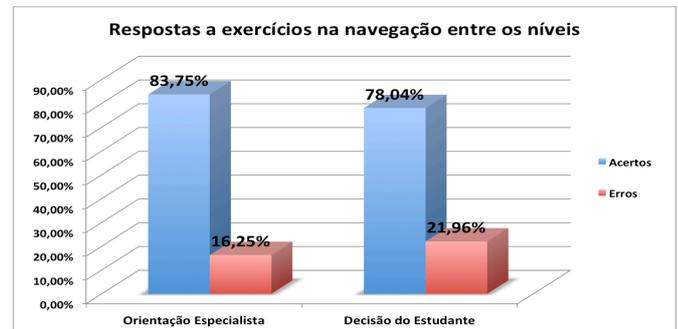


Figura 3. Respostas a exercícios da navegação entre os níveis.

Como pode ser observado no gráfico da Fig. 3 os estudantes que seguiram a orientação especialista, na decisão entre os níveis, apresentaram melhor desempenho nas respostas dos exercícios dos próximos níveis a que foram expostos, quando comparados aos que decidiram segundo seus próprios critérios de estudo. Mesmo assim, não é possível desprezar a capacidade do estudante de escolher sua própria estratégia de estudo, uma vez que os aprendizes que foram autônomos em suas decisões acertaram 78,04% dos exercícios. Com base nesses dados, pressupõe-se que as redes neurais podem aprender essa forma de estudo e aprimorar a decisão do professor com base no perfil de estudo individual. Por exemplo, determinado perfil de estudante pode aprender melhor quando exposto a exemplos acerca do conteúdo, enquanto outro pode apresentar melhor desempenho quando submetido a um conjunto de perguntas e respostas.

Portanto, os dados nos remetem à conclusão de que o modelo especialista foi capaz de oferecer orientação aos alunos de modo a que eles tivessem melhor rendimento. Ao mesmo tempo, mostrou a capacidade de decisão do estudante, possibilitando-se criar novas estratégias de ensino a partir da forma de estudos dos alunos.

#### C. Comportamento do modelo híbrido

Depois de coletados os dados no sistema tutor com orientação especialista, o passo seguinte foi o treinamento das redes neurais para avaliar a capacidade de resposta do modelo híbrido. Um conjunto de redes neurais foi treinado na intenção de avaliar o modelo que mais se adaptasse ao agrupamento de perfis, segundo as entradas escolhidas. Para esse trabalho, o modelo bidimensional se comportou melhor, apresentando resultados de ordenação topológica e de precisão do mapa compatíveis com a navegação apresentada pelo conjunto de padrões. A Fig. 4 mostra uma comparação entre as decisões dos tutores especialista e híbrido. Como pode ser visto no gráfico, o modelo híbrido passou a responder segundo os estilos de navegação ou forma de estudo dos estudantes que se submeteram à coleta, apresentando variações na estratégia de escolha de conteúdos, quando comparados ao sistema especialista.

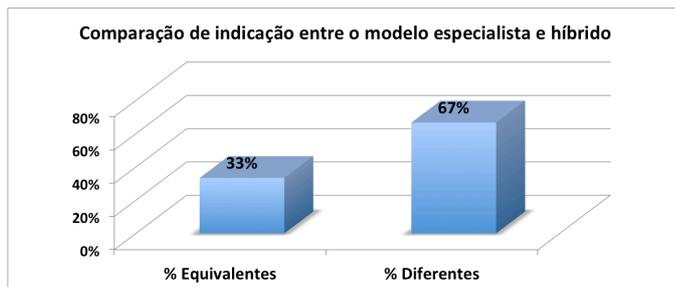


Figura 4. Decisões do modelo híbrido

Contudo, manteve-se uma coerência com as estratégias do especialista em 33% dos casos, contra 67% de decisões divergentes. A análise dos dados mostrou, ainda, que os alunos tendem a procurar mais exemplos, quando estão em dificuldades, contrariando a decisão especialista de indicar um nível de explicação mais facilitado.

Sendo assim, os dados indicam que o modelo mostrou-se capaz de aprender com o comportamento dos alunos e, conseqüentemente, refinar a estratégia de ensino construída pelo professor.

## VI. CONCLUSÃO

Este trabalho formalizou a proposta de um modelo de sistema tutor inteligente híbrido, dotado de conhecimento inicial cuja base das orientações é a decisão do professor especialista, subsidiadas pelas decisões de uma rede neural SOM.

Assim, um curso concebido segundo a proposta do modelo híbrido poderá ser utilizado imediatamente após a sua criação. Inicialmente, o tutor tem suas reações com base no conhecimento especialista e, à medida em que o sistema é utilizado, tal conhecimento é gradualmente refinado pelas decisões do modelo neural. A base das decisões desse modelo são os padrões de comportamento de estudantes que utilizaram o modelo especialista, o que conferem ao modelo híbrido maior proximidade da forma de estudo de grupos de indivíduos.

Para construir o modelo proposto, desenvolveu-se um sistema tutor para a coleta de dados, cuja decisão tem por base o conhecimento especialista. Este sistema possui a mesma estrutura do tutor híbrido, porém, não é dotado de decisão conexionista. O tutor híbrido mostrou-se viável, uma vez que os testes demonstraram que a orientação de estudo no sistema híbrido seguiu o comportamento apresentado pelos alunos.

A análise dos resultados apresentados pelo tutor especialista sugerem a viabilidade do modelo, principalmente demonstrando que os estudantes são capazes definir sua estratégia de estudo.

Assim, este trabalho apresentou o modelo de sistema tutor híbrido, em que as decisões iniciais de orientação de estudos, propostas por um professor, podem ser refinadas considerando a forma com que os estudantes de fato se comportam. Este trabalho contribui no sentido de mostrar a proposta de um novo modelo para a criação de Sistemas Tutores Inteligentes, incluindo o professor no processo inicial da construção da estratégia de ensino. Essa estratégia

é então aprimorada pelas decisões neurais, que são treinadas com padrões extraídos da forma de estudo dos aprendizes que utilizam o próprio sistema tutor. Não se tem a pretensão de que o modelo em questão deverá substituir quaisquer outras abordagens utilizadas na criação de STIs, mas, sim, que ele possa ser aplicado como método alternativo e, até mesmo, em conjunto com outras tecnologias.

O sistema teve sua concepção amparada pelos conceitos de interface usuário computador, já consagrados na área de desenvolvimento web, o que lhe confere ainda a vantagem de ser facilmente utilizado na construção de tutores (conteúdos) diversos.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] GIRAFFA, L.M.M & VICCARI, R.M. The Use of Agents Techniques on Intelligent Tutoring Systems. Instituto de Informática-PUC/RS. Porto Alegre, 1997.
- [2] VICCARI, R.M. & GIRAFFA, L.M.M, Sistemas Tutores Inteligentes: Abordagem Tradicional vrs. Abordagem de Agentes. XII Simpósio Brasileiro de Inteligência Artificial. Curitiba. Outubro, 1996.
- [3] RAABE, A. L. A.; GIRAFFA, L. M. M . Uma Arquitetura de Tutor para Promover Experiências de Aprendizagem Mediadas. In: XVII Simpósio Brasileiro de Infor-mática na Educação - SBIE2006, 2006, Brasília - DF. Anais do XVII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, 2006. v. 1. p. 589-598.
- [4] CARVALHO, S. D. ; MELO, F. R. ; MARTINS, W. ; NALINI, L. E. G. ; FLORES, E. L. . SISTEMAS TUTORES INTELIGENTES BASEADOS EM MAPAS AUTO-ORGANIZÁVEIS. In: VI CEEL - Conferência de estudos em engenharia elétrica 2008, 2008, Uberlandia - MG. VI CEEL 2008. Uberlandia - MG, 2008. p. 21-26.
- [5] MELO, F. R. ; FLORES, E. L. ; CARVALHO, S. D. . Multilevel content's structure for personalization in connexionist intelligent tutor systems. In: 8th Intenational Conference on Information Systems and Technology Management, 2011, São Paulo. Abstract and Proceedings of 8th CONTECSI. São Paulo : TECSI EAC FEA USP, 2011.
- [6] MARTINS, F; AFONSECA, U.R. Tutoriais Inteligentes Baseados em Aprendizado por Reforço: Concepção, Implementação e Avaliação Empírica. Anais do SBIE 2007.
- [7] MARKOWSKA-KACZMAR, U; KWASNICKA, H; PARADOWSKI, M. Intelligent Techniques in Personalization of Learning in e-Learning Systems. Revista Studies in Computational Intelligence, Volume 273/2010, 1-23, Springer, 2010.
- [8] KOHONEN T. (1982). Analysis of a Simple Self-Organizing Process. Biological Cybernetics 44:135-140. Springer.
- [9] KOHONEN, T. Self-Organizing Maps. Berlim: Springer, 2001.
- [10] CHEVALLARD, Y. La transposición didáctica del saber sábio al saber enseñado. Tradução de Claudia Gilman. 3.ed. Buenos Aires: Aique 1998. 196p.